

「深層学習を用いた Lidar データの補間に関する研究」

発表日：2019 年 10 月 10 日

学生番号：60200017

今村 大介

前回から変わった部分、今回の発表の概要について

前回の発表では、卒業研究で行った GAN を用いた超解像モデル「SRGAN」を応用した Lidar データを模した深度画像の超解像に関する紹介と、最新の超解像の手法の調査・シミュレーションによる Lidar データの使用・映像用の超解像モデルの研究をしていることを説明しました。つまり超解像技術を Lidar の点群データの補間に用いるという方針でした。

しかし、GAN を用いて点群データを直接補間するモデル「PU-GAN」に関する論文(今回関連研究として紹介)が今年 7 月に発表され検討した結果、私の超解像を応用する手法よりも補間の性能において優れていると判断し、このモデルの Lidar データへの最適化と改良を行うという方針に変更しました。

それに伴い、今回の発表では Lidar データへの最適化として映像用の超解像モデルの手法の応用とともに、モデル自体の改良として補間の均一化を行う方針の説明を行いました。

超解像とは何か

画像の解像度を向上・補間する技術です。従来では補完する画素の画素値は周囲の画素の画素値から計算する方法が主流でしたが、近年深層学習を用いる手法が出てきています。

映像用の超解像モデルの手法の応用とは何か

映像用の超解像モデルは時間的に連続した複数のフレームのデータを用いることで補間の性能を向上するというものです。このアイデア自体は＜時間が経過するごとにデータが少しずつ変化する＞という点において移動ロボットに搭載される Lidar のデータと共通しています。これを PU-GAN に適用することで、より Lidar のデータに適した補間ができると考えています。

既存の PU-GAN の問題点とは何か

点群データ全般に対して補間を行うモデルであるため今回対象としている移動ロボットに搭載される Lidar のデータには最適化されていない点と、補間の均一化の処理がまだ不十分である点の 2 点について、問題点であると考えています。

今回の手法のメリット・デメリットは何か

時間的に前後の複数のデータを用いて生成することで、Lidar データの補間の性能が向上する点がメリットです。しかし、学習や生成に従来よりも計算量が増加するので、その点がデメリットだと考えられます。

補間の均一化の意味、理由

Lidar はレーザー光を一定角度ごとに照射することによって周囲の物体との距離を測定しますが、センサーによって照射角度がずれてしまう場合があります。また、Lidar の性質上、物体の境界にあたる部分では測定がうまくできずデータの密度が極端に偏ってしまう場合があります。均一に補間することによって、3D モデルを作成する際のより正確なモデルを作成や、物体の種類を認識する際により正確な推定ができることが期待できます。

補間や均一化の目標数値などはあるのか

PU-GAN の性能を超えるものが前提になりますが、具体的な目標などは現時点では未定です。

研究状況のスライドで、 $[F_t]$ と $[F_{t-1}]$ を Convolution するのか

それぞれ畳み込みしたものの相関を求めることでフロー(動き)の推定を行います。

研究計画スケジュールの修正

| 時期 | 目標 |
|------------|---------------------------------------|
| 19 年 12 月末 | PU-GAN の実装と改良 |
| 20 年 3 月末 | 改良したモデルの完成 シミュレーションデータを用いた実験 |
| 20 年 6 月末 | 実際の Lidar データを用いた実験データの収集 修士論文作成開始 |
| 20 年 9 月末 | 実験データの収集完了 |
| 20 年 12 月末 | 修士論文の作成 発表準備 |
| 21 年 3 月末 | 修士論文の修正・完成 |